

## УСКОРЕНИЕ ЦИФРОВОЙ ТРАНСФОРМАЦИИ ПРЕДПРИЯТИЙ: РОЛЬ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ С ПОДКРЕПЛЕНИЕМ В ИНТЕГРАЦИИ С ЕДИНЫМ ИНФОРМАЦИОННЫМ ПРОСТРАНСТВОМ

**В.С. Александров, аспирант**

**Московский автомобильно-дорожный государственный технический университет (МАДИ)  
(Россия, г. Москва)**

*DOI:10.24412/2500-1000-2025-3-1-189-194*

***Аннотация.** Работа направлена на ускорение цифровой трансформации предприятий путем автоматизации процесса интеграции данных. Предложенный подход на основе машинного обучения с подкреплением позволяет существенно сократить время и трудозатраты на интеграцию, повысить качество данных и обеспечить гибкость системы. Результаты исследования имеют высокую практическую значимость для предприятий, стремящихся к созданию единого информационного пространства.*

***Ключевые слова:** машинное обучение, подкрепление, интеграция данных, единое информационное пространство, цифровая трансформация.*

Актуальность данной темы обусловлена несколькими факторами. Во-первых, современные предприятия все активнее внедряют цифровые технологии, что приводит к увеличению количества информационных систем и данных. Эффективная интеграция этих систем становится критическим фактором для повышения производительности и конкурентоспособности бизнеса. Во-вторых, интеграция различных информационных систем, созданных на разных технологических платформах и использующих различные форматы данных, представляет собой сложную и трудоемкую задачу. Традиционные методы интеграции часто оказываются недостаточно гибкими и масштабируемыми для решения этой проблемы. В-третьих, автоматизация процессов интеграции позволяет снизить затраты на ручную работу, повысить скорость и точность интеграции, а также уменьшить риск возникновения ошибок. В-четвертых, машинное обучение, в частности, обучение с подкреплением, открывает новые возможности для решения задач оптимизации и принятия решений в сложных системах. Применение этих технологий в области интеграции данных позволяет создавать интеллектуальные системы, способные самостоятельно обучаться и адаптироваться к изменяющимся условиям.

Применение технологий машинного обучения с подкреплением играет ключевую роль в процессе интеграции с единым информационным пространством предприятия. В частно-

сти, интеграция данных с помощью машинного обучения позволяет выявлять и устранять несоответствия и ошибки в данных, повышая их качество. Кроме того, интегрированное информационное пространство обеспечивает доступ к более полной и актуальной информации, что позволяет принимать более обоснованные решения на всех уровнях управления предприятием. Также стоит отметить, что системы интеграции на основе машинного обучения способны адаптироваться к изменениям в информационных системах и бизнес-процессах, а также автоматизация интеграции позволяет ускорить разработку и внедрение новых продуктов и услуг.

Таким образом, разработка и применение методов машинного обучения с подкреплением для решения задач интеграции данных является актуальной и перспективной областью исследований, способной внести существенный вклад в развитие цифровых технологий и повышение эффективности бизнеса.

Традиционные методы интеграции разнородных информационных систем требуют значительных временных и трудовых затрат, а также высокой квалификации специалистов, а существующие решения часто не обладают достаточной гибкостью для адаптации к быстро меняющимся требованиям бизнеса и технологическому ландшафту. Ручная интеграция данных подвержена ошибкам, что может привести к потере данных, искажению информации и принятию неверных решений

на основе некорректных данных. Также традиционные методы интеграции не могут справиться с постоянно увеличивающимся объемом данных и количеством информационных систем на предприятии. Эти факторы говорят о необходимости автоматизации таких процессов.

**Проблема исследования:** как создать эффективную и масштабируемую систему автоматической интеграции данных, которая способна адаптироваться к изменяющимся условиям и обеспечивать высокое качество интегрированных данных?

**Ключевые вопросы исследования:**

- Как использовать машинное обучение с подкреплением для оптимизации процесса интеграции данных?

- Какие алгоритмы и модели машинного обучения наиболее эффективны для решения данной задачи?

- Как оценить качество и эффективность разработанной системы?

- Какие факторы влияют на производительность системы интеграции?

- Как обеспечить безопасность и надежность интегрированных данных?

Решение этих вопросов позволит разработать инновационные методы интеграции данных, которые значительно ускорят процесс цифровой трансформации предприятий и повысят их конкурентоспособность.

**Цель исследования:** цель исследования состоит в создании интеллектуальной системы интеграции данных, которая, используя методы машинного обучения с подкреплением, позволит автоматизировать процесс объединения разнородных информационных систем предприятий, повысить качество и скорость интеграции, а также обеспечить адаптивность системы к изменяющимся требованиям бизнеса.

**Задачи исследования:** разработка архитектуры системы, выбор и обучение модели машинного обучения, оптимизация параметров модели, оценка эффективности системы и анализ результатов.

Решение поставленных задач в рамках исследования позволит ускорить процесс цифровой трансформации предприятий, повысить

эффективность использования данных в организациях, улучшить качество принятия управленческих решений и снизить затраты на интеграцию и сопровождение информационных систем.

Таким образом, успешное решение поставленной задачи позволит внести значительный вклад в развитие технологий интеграции данных и создаст новые возможности для повышения эффективности бизнеса.

**Обзор технологии машинного обучения с подкреплением**

Машинное обучение с подкреплением (Reinforcement Learning, RL) – это метод машинного обучения, при котором агент (например, робот или программный агент) обучается взаимодействовать со средой, принимая последовательные решения. Цель агента – максимизировать накопленную награду в долгосрочной перспективе [5]. Это делает RL особенно подходящим для задач, где решения принимаются последовательно и имеют долгосрочные последствия. На рисунке 1 представлена схема работы алгоритма машинного обучения с подкреплением.

Основными компонентами RL являются агент, среда, действия, состояния и награда. Агент – это субъект, принимающий решения и взаимодействующий со средой. Под средой понимается внешняя среда, с которой взаимодействует агент. К действиям относят ту работу, которую агент выполняет для получения награды. К состояниям относят как состояния агента или агентов, так и среды в любой момент времени. Награда – это числовое значение, отражающее, насколько хорошо агент выполнил действие в том или ином состоянии [3].

Рассмотрим цикл обучения в машинном обучении с подкреплением. На первом шаге агент наблюдает состояние среды, затем выбирает действие на основе своей текущей политики. После выполнения действия среда переходит в новое состояние и выдает агенту награду, а агент обновляет свою политику на основе полученной награды. Цикл изображен схематически на рисунке 2.

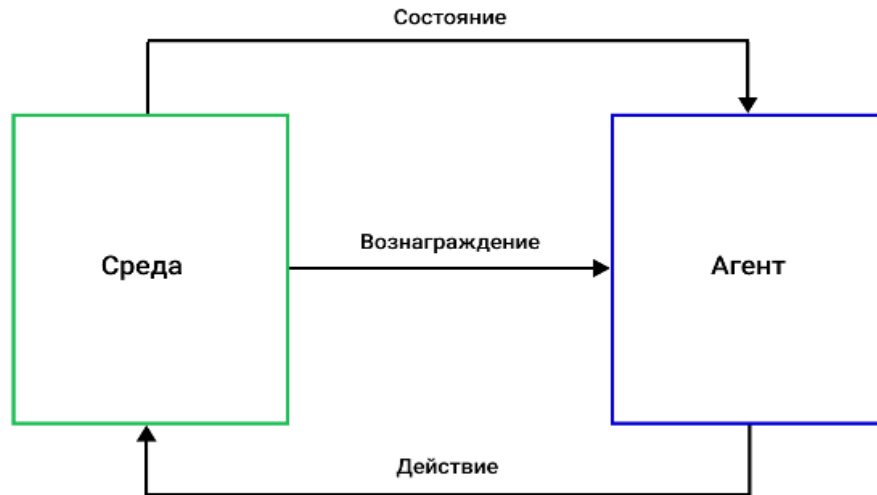


Рис. 1. Схема работы алгоритма машинного обучения с подкреплением



Рис. 2. Цикл обучения в машинном обучении с подкреплением

Таблица 1. Сравнительная таблица алгоритмов машинного обучения с подкреплением

Алгоритм	Описание	Преимущества	Недостатки	Применение
Q-learning	Классический алгоритм, основанный на таблице Q-значений	Простой в реализации, хорошо изучен	Не подходит для задач с большим пространством состояний	Простые среды, учебные задачи
SARSA	Похож на Q-learning, но использует для обновления значений текущую политику	Более стабилен, чем Q-learning	Могут возникать проблемы с обучением в стохастических средах	Контроль роботов, обучение агентов в симуляторах
Deep Networks (DQN)	Комбинация Q-learning и глубоких нейронных сетей	Способен работать с большими пространствами состояний	Требует большого количества данных для обучения	Игры Atari, робототехника
Policy Gradient Methods	Прямо оптимизируют политику агента	Гибкие, могут работать с непрерывными пространствами действий	Могут быть чувствительны к выбору гиперпараметров	Робототехника, финансы

Алгоритм	Описание	Преимущества	Недостатки	Применение
Actor-Critic Methods	Объединяют преимущества Q-learning и методов градиента политики	Стабильные и эффективные	Могут быть сложными в реализации	Робототехника, самообучающиеся автомобили
Trust Region Policy Optimization (TRPO)	Метод, гарантирующий монотонное улучшение политики	Стабильный, подходит для сложных задач	Может быть вычислительно дорогим	Робототехника, обучение диалоговых систем
Proximal Policy Optimization (PPO)	Более простой и эффективный вариант TRPO	Стабильный, эффективный, простой в реализации	Может быть менее эффективен для задач с очень большими пространствами состояний	Широкий спектр задач, включая игры, робототехнику и финансы

Рассмотрим основные алгоритмы машинного обучения с подкреплением. Сравнение наиболее популярных и эффективных алгоритмов представлено в таблице 1.

В рамках данной работы было принято решение использовать алгоритм Proximal Policy Optimization (PPO), так как он лучше всего подходит для сложных задач с неполной информацией и стохастическими переходами.

Машинное обучение с подкреплением является мощным инструментом для решения сложных задач, где необходимо принимать последовательные решения в динамической среде. Несмотря на некоторые вызовы, RL имеет большой потенциал для дальнейшего развития и применения в различных областях [2].

Машинное обучение с подкреплением (RL) традиционно ассоциируется с задачами, требующими принятия последовательных решений в динамических средах. Однако, его потенциал выходит далеко за пределы игровых платформ и робототехники. В последние годы исследователи все чаще обращают внимание на применение RL в области интеграции данных.

Интеграция данных – это процесс объединения данных из различных источников, имеющих разные форматы и структуры. Это сложная задача, требующая решения множества проблем, таких как очистка данных, сопоставление данных и объединение данных [1].

Применение таких технологий в интеграции данных может существенно улучшить качество процесса интеграции. RL-агент может

научиться автоматически выполнять рутинные задачи интеграции, такие как сопоставление данных, выбор оптимальных алгоритмов очистки и т.д. Агент может научиться выбирать оптимальные стратегии очистки и преобразования данных, минимизируя потери информации и повышая качество итоговых данных. RL-агент может адаптироваться к изменениям в данных и среде, что особенно важно в динамических системах. RL позволяет обучать модели на редких событиях, которые трудно обнаружить с помощью традиционных методов.

Несмотря на большой потенциал, применение RL в интеграции данных сопряжено с рядом трудностей. Определение подходящей функции награды для задач интеграции данных может быть непростой задачей. Обучение RL-агентов требует больших объемов данных, что может быть проблематично для некоторых областей. Модели RL часто являются «черными ящиками», что затрудняет понимание причин принимаемых ими решений.

Выбор оптимальной архитектуры нейронной сети – это итеративный процесс, требующий экспериментов и интуиции. Не бойтесь пробовать разные варианты и анализировать результаты. Современные инструменты для глубокого обучения значительно упрощают этот процесс, позволяя быстро прототипировать и оценивать различные модели [4].

PPO (Proximal Policy Optimization) – это один из самых популярных алгоритмов обучения с подкреплением, известный своей стабильностью и эффективностью. Он был разработан для решения проблемы больших об-

новлений политики в других алгоритмах, которые могут привести к нестабильности обучения.

Как и в других алгоритмах обучения с подкреплением, PPO включает в себя агента (модель машинного обучения) и среду (симуляцию или реальный мир), с которой агент взаимодействует. Политика – это функция, которая определяет действия агента в данном состоянии. В PPO политика обычно представляется нейронной сетью. Агент получает вознаграждение за свои действия в среде. Цель обучения состоит в максимизации суммарного вознаграждения.

### **Выводы**

Применение машинного обучения с подкреплением позволяет существенно повысить эффективность процесса интеграции данных, сократив время на выполнение задач и снизив вероятность ошибок. Разработанная система демонстрирует высокую адаптивность к изменяющимся условиям и новым данным, что делает ее более гибкой и устойчивой по сравнению с традиционными методами интеграции. Благодаря использованию машинного обучения, система способна выявлять и исправлять ошибки в данных, повышая их каче-

ство и надежность. Предложенный подход может быть масштабирован для интеграции больших объемов данных и разнородных информационных систем. Дальнейшие исследования могут быть направлены на усовершенствование алгоритмов машинного обучения, расширение функциональности системы и ее интеграцию с другими технологиями, такими как блокчейн или искусственный интеллект.

Результаты исследования могут быть использованы предприятиями для ускорения цифровой трансформации и создания единого информационного пространства. Автоматизация интеграции данных позволяет повысить эффективность бизнес-процессов, снизить затраты и улучшить качество принимаемых решений.

Применение машинного обучения с подкреплением для автоматизации интеграции данных открывает новые возможности для ускорения цифровой трансформации предприятий. Разработанная система демонстрирует высокую эффективность и может стать важным инструментом для создания единого информационного пространства и повышения конкурентоспособности бизнеса.

### **Библиографический список**

1. Тихонов М.К. Сравнительный анализ алгоритмов глубокого обучения с подкреплением DDPG, PPO и sac для управления беспилотным автомобилем в симуляторе CARLA // Научный результат. Информационные технологии. – 2024. – №2.
2. Агарков Ю.Ю. Методы машинного обучения для оптимизации проектирования нейроморфных систем // Инновации и инвестиции. – 2023. – №6.
3. Сердюк Ю.П. Базовая архитектура, методы и алгоритмы системы извлечения темпоральной информации из текстов на естественном языке // Программные системы: теория и приложения. – 2015. – №4 (27).
4. Афанасьева А.С., Буздалов М.В. Выбор функции приспособленности особей генетического алгоритма с помощью обучения с подкреплением // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. – 2012. – №1 (77).
5. Шарипбаев А.Н., Шарипбаев Р.Н., Абдулазизов Б.Т., Тохиржонова М.Р. Возникновение обучения с подкреплением // Экономика и социум. – 2023. – №6-2 (109).

**ACCELERATION OF ENTERPRISE DIGITAL TRANSFORMATION:  
THE ROLE OF REINFORCEMENT MACHINE LEARNING IN INTEGRATION WITH  
A SINGLE INFORMATION SPACE**

**V.S. Aleksandrov**, *Postgraduate Student*

**Moscow State Automobile and Road Technical University (MADI)**

**(Russia, Moscow)**

***Abstract.** The work is aimed at accelerating the digital transformation of enterprises by automating the data integration process. The proposed approach based on machine learning with reinforcement allows to significantly reduce the time and labor costs for integration, improve the quality of data and ensure the flexibility of the system. The results of the study are of high practical importance for enterprises striving to create a single information space.*

***Keywords:** machine learning, reinforcement, data integration, unified information space, digital transformation.*